HAL open science

Identification expérimentale des paramètres de suspensions des trains à grande vitesse par méthode statistique inverse

David Lebel, Christian Soize, Christine Funfschilling, Guillaume Perrin

To cite this version:

David Lebel, Christian Soize, Christine Funfschilling, Guillaume Perrin. Identification expérimentale des paramètres de suspensions des trains à grande vitesse par méthode statistique inverse. 13e colloque national en calcul des structures, Université Paris-Saclay, May 2017, Giens, Var, France. hal-01899340

HAL Id: hal-01899340

https://hal.science/hal-01899340v1

Submitted on 19 Oct 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

CSMA 2017
13ème Colloque National en Calcul des Structures
15-19 Mai 2017, Presqu'île de Giens (Var)

Identification expérimentale des paramètres de suspensions des trains à grande vitesse par méthode statistique inverse

D. Lebel[1,2], C. Soize[1], C. Funfschilling[2], G. Perrin[3]

[1] *Université Paris-Est, laboratoire MSME, david.lebel@u-pem.fr, christian.soize@univ-paris-est.fr*
[2] *SNCF Innovation & Recherche, Paris, {david.lebel, christine.funfschilling}@sncf.fr*
[3] *CEA/DAM/DIF, F-91297, Arpajon, Guillaume.PERRIN2@cea.fr*

Résumé — L'objectif du travail présenté ici est l'identification statistique inverse de paramètres décrivant les caractéristiques mécaniques de suspensions de train à grande vitesse à des fins de maintenance. Cette identification se fait par la comparaison de mesures accélérométriques en circulation et de résultats de simulation de dynamique ferroviaire du train. Elle implique la définition d'une distance entre mesures et simulations par une fonction coût, l'introduction des incertitudes de mesure et du modèle de train et la définition d'un problème d'optimisation robuste.
Mots clés — dynamique ferroviaire, problème statistique inverse, incertitude de modèle.

1 Contexte et objectifs

Le comportement dynamique d'un train en circulation dépend fortement de l'état de ses suspensions, sujettes à des dégradations au cours de leur vie. Pour assurer la sécurité et le confort de ses passagers, il est indispensable de s'assurer du bon état de ses suspensions, d'où une maintenance régulière. Actuellement, cette dernière s'appuie surtout sur des critères d'âge ou de kilométrage. Ce travail s'inscrit dans un projet de développement SNCF qui vise à faire évoluer les critères de maintenance, afin de mieux contrôler l'état réel des matériels. Son objectif industriel est le développement d'une méthode de télé-diagnostique des suspensions des trains à grande vitesse à partir de mesures accélérométriques en circulation.

Le comportement dynamique d'un train est fortement non linéaire et dépend de la géométrie de la voie (voir [3]) (définie comme les irrégularités géométriques des rails par rapport au tracé théorique, irrégularités modélisées par un champ aléatoire). Celle-ci constitue la principale source d'excitation du système. Or la géométrie de la voie se dégrade aussi sous l'influence du trafic ferroviaire (voir [6] et [1]). Pour être en mesure de distinguer la dégradation des suspensions du train de celle de la voie, nous nous appuyons sur la simulation de dynamique ferroviaire du train. Nous proposons ainsi de comparer les accélérations mesurées à celles issues de la simulation réalisée sur une voie dont la géométrie a été simultanément mesurée.

Ce problème consiste ainsi en une identification statistique en inverse des paramètres du modèle de train dont dépendent les caractéristiques mécaniques des suspensions. En répétant cette identification avec des mesures réalisées à différentes dates, on pourra alors observer l'évolution de ces paramètres en fonction du temps, et ainsi déclencher une maintenance lorsqu'ils sortent du domaine admissible.

2 Méthode

2.1 Grandeurs d'intérêt

Dans le modèle considéré, l'entrée est l'excitation induite par la géométrie de la voie et la sortie est la réponse stochastique qui est une fonction des accélérations en différents points du train. Dans ce projet, les paramètres décrivant les suspensions seront à termes modélisés par des variables aléatoires (ils ne sont pas intrinsèquement aléatoires, mais il existe des incertitudes sur leurs valeurs qu'il est nécessaire de quantifier). Dans ce papier, nous présentons la première phase dans laquelle les paramètres sont déterministes.

La voie est découpée en portions, chaque portion de quelques kilomètres. A date fixée, le nombre de

portions de voie dont la géométrie a été mesurée est fixé. Par conséquent, on ne connait qu'un nombre limité de réalisations de l'excitation, de l'ordre d'une centaine.

A date fixée, on définit donc les grandeurs suivantes :

- $\mathbf{X}(t)$ processus stochastique défini sur l'intervalle de temps $[0,T]$, à valeur dans $\mathbb{R}^m$, qui représente les irrégularités de la géométrie de la voie vues en chaque roue du train, dans le repère lié au train dont la vitesse peut être variable sur les portions considérées. Nous n'utiliserons que des réalisations mesurées de ce processus stochastique. Ces réalisations sont immédiatement déduites des mesures d'irrégularités et du relevé de vitesse du train sur chaque portion, ainsi que de la position de chaque essieu le long du train ;
- $\mathbf{A}(t)$ processus stochastique défini sur $[0,T]$, à valeur dans $\mathbb{R}^n$, correspondant à la réponse accélérométrique du train dans le repère lié au train ;
- $\mathbf{Y}(\omega)$ processus stochastique défini sur la bande de fréquence d'analyse Ω, à valeur dans $\mathbb{R}^n$, correspondant à l'amplitude de la transformée de Fourier de $\mathbf{A}(t)$, exprimée en dB :

$$\mathbf{Y}(\omega) = 10\log_{10}\left|\hat{\mathbf{A}}(\omega)\right|,$$

  avec

$$\hat{\mathbf{A}}(\omega) = \int_0^T \mathbf{A}(t)e^{-i\omega t}dt\,;$$

- $\mathbf{w}$ vecteur déterministe à valeurs dans l'espace admissible $\mathcal{C}_{\mathbf{w}}$ qui est un sous-ensemble de $\mathbb{R}^q$, modélisant les paramètres mécaniques d'intérêt qui décrivent les suspensions.

Il est à noter que la grandeur d'intérêt de sortie est le processus $\mathbf{Y}(\omega)$ plutôt que le processus $\mathbf{A}(t)$. Le choix de ne considérer que les amplitudes de la transformée de Fourier est dicté par la nécessité de s'affranchir des problèmes de déphasage systématiques entre les grandeurs temporelles mesurées et les grandeurs temporelles simulées. Le passage en dB permet quant à lui de caractériser aussi bien les résonnances que les anti-résonnances du système. Ce choix de grandeur est aussi dicté par le fait que l'on ne s'intéresse pas à la densité spectrale de puissance de chaque composante du processus de sortie qui devrait alors être supposé stationnaire. En effet, si les irrégularités de la voie étaient supposées déterministes, et que les incertitudes de modèle du train n'étaient pas prises en compte, alors le caractère stochastique de la réponse ne serait dû qu'aux incertitudes sur les paramètres du modèle de train. Comme l'identification de ces paramètres sera faite à partir d'un nombre fixé de mesures des irrégularités de chaque portion de la voie (le modèle stochastique des irrégularités de la voie proposé dans [7] ne sera pas introduit), il est naturel d'utiliser la formulation proposée.

Dans la suite seront utilisées trois versions différentes du processus $\mathbf{Y}(\omega)$:

- $\mathbf{Y}^{\text{mes}}(\omega)$ issu des accélérations mesurées ;
- $\mathbf{Y}^{\text{sim}}(\omega,\mathbf{w})$ directement issu des accélérations simulées qui sont fonction du paramètre $\mathbf{w}$;
- $\mathbf{Y}^{\text{mod}}(\omega,\mathbf{w})$ calculé à partir de $\mathbf{Y}^{\text{sim}}(\omega,\mathbf{w})$ auquel on ajoute une incertitude de modèle du train.

2.2 Incertitudes de modélisation dans le modèle numérique de dynamique du train et incertitudes de mesure

La train est modélisé par un assemblage de corps rigides reliés entre eux et suspendus par des systèmes mécaniques à comportement non linéaire. Les contacts roue-rail sont modélisés avec des lois de comportement non linéaires. Les paramètres du train qui sont considérés dans l'identification sont uniquement des paramètres mécaniques de la modélisation des suspensions. Dans le cas présent, le logiciel de simulation utilisé est Vampire (logiciel commercial utilisé en boîte noire). Par conséquent, l'incertitude de modèle ne peut être prise en compte que sous la forme d'un bruit sur la sortie.

Afin de réaliser une identification correcte des paramètres du train, il est nécessaire d'ajouter l'incertitude de modèle aux résultats de simulation bruts, représentés par $\mathbf{Y}^{\text{sim}}(\omega,\mathbf{w})$, et de prendre en compte les incertitudes de mesure. Ces deux types d'incertitude vont être pris en compte globalement au travers d'un seul bruit additif $\mathbf{B}(\omega)$ sur les réponses dans le domaine fréquentiel. Une identification sans incertitude permettrait de déterminer un jeu de paramètres qui ne serait pas robuste et qui présenterait le risque d'être très éloigné des valeurs optimales. Ces incertitudes nécessitent d'être identifiées à partir des mesures.

Cette identification est faite une fois pour toute à une date de référence. On suppose que ce processus identifié $\mathbf{B}(\omega)$ peut être utilisé pour toutes les autres dates. Ainsi, à la date de référence la mesure fournit deux ensembles de ν_0 réalisations $\{\mathbf{y}^{\text{mes},i}(\omega)\}_{1\leq i\leq \nu_0}$ et $\{\mathbf{y}^{\text{sim},i}(\omega,\mathbf{w}_0)\}_{1\leq i\leq \nu_0}$ des processus $\mathbf{Y}^{\text{mes}}(\omega)$ et $\mathbf{Y}^{\text{sim}}(\omega,\mathbf{w}_0)$ respectivement. On calcule alors ν_0 réalisations du bruit selon la formule suivante :

$$\mathbf{b}^i(\omega) = \mathbf{y}^{\text{mes},i}(\omega) - \mathbf{y}^{\text{sim},i}(\omega,\mathbf{w}_0) \quad , \quad 1 \leq i \leq \nu_0 \,,$$

avec $\mathbf{w}_0$ une valeur nominale du paramètre $\mathbf{w}$. Le modèle probabiliste du processus $\mathbf{B}(\omega)$ est celui d'un processus stochastique gaussien, indépendant des processus $\mathbf{Y}^{\text{mes}}(\omega)$ et $\mathbf{Y}^{\text{sim}}(\omega,\mathbf{w}_0)$. Sa fonction moyenne et sa fonction de covariance sont estimées à partir des ν_0 réalisations indépendantes $\{\mathbf{b}^i(\omega)\}_{1\leq i\leq \nu_0}$. Ce modèle probabiliste permet de générer facilement des réalisations indépendantes de $\mathbf{B}$.

La Figure 1 représente la comparaison de $\mathbf{Y}^{\text{mes}}(\omega)$ (noir) avec $\mathbf{Y}^{\text{sim}}(\omega,\mathbf{w}_0)$ (rouge) d'une part, et de $\mathbf{Y}^{\text{mes}}(\omega)$ (noir) avec $\mathbf{Y}^{\text{mod}}(\omega,\mathbf{w}_0)$ (bleu) d'autre part, pour une composante k de ces processus correspondant à une accélération verticale en un point de la caisse d'une voiture. On constate que l'ajout de l'incertitude permet bien de faire coïncider la moyenne simulée avec la moyenne mesurée, et que la dispersion de $\mathbf{Y}^{\text{mod}}$ englobe celle de $\mathbf{Y}^{\text{mes}}$.

2.3 Fonction coût

A partir de ce paragraphe, toutes les grandeurs introduites précédemment sont relatives à la date à laquelle sont réalisées les mesures, différente de la date de référence.

L'identification robuste du paramètre $\mathbf{w}$ en utilisant les données expérimentales requière l'introduction d'une fonction coût. On suppose que ν réalisations $\{\mathbf{y}^{\text{mes},i}(\omega)\}_{1\leq i\leq \nu}$ et $\{\mathbf{y}^{\text{mod},i}(\omega,\mathbf{w})\}_{1\leq i\leq \nu}$ des processus $\mathbf{Y}^{\text{mes}}(\omega)$ et $\mathbf{Y}^{\text{mod}}(\omega,\mathbf{w})$ sont connus. Pour ω fixé dans Ω, pour $\mathbf{w}$ fixé dans $\mathcal{C}_{\mathbf{w}}$, et pour la composante k fixée dans $\{1,\ldots,n\}$, les densités de probabilité des variables aléatoires réelles $Y_k^{\text{mes}}(\omega)$ et $Y_k^{\text{mod}}(\omega,\mathbf{w})$ sont notées $p_{Y_k^{\text{mes}}}(.;\omega)$ et $p_{Y_k^{\text{mod}}}(.;\omega,\mathbf{w})$, et sont estimées par la méthode d'estimations des noyaux gaussiens en statistiques non paramétriques à l'aide des réalisations. On introduit la fonction coût $\mathcal{J}(\mathbf{w})$ définie sur $\mathcal{C}_{\mathbf{w}}$ par :

$$\mathcal{J}(\mathbf{w}) = \sum_{k=1}^{n} \alpha_k \, |\Psi(\mathbf{w})|^{\beta} \,, \tag{1}$$

où les coefficients $\{\alpha_k\}_{1\leq k\leq n}$ sont positifs et choisis tels que $\sum_{k=1}^{n}\alpha_k = 1$, et où le nombre entier β est choisi égale à 1 ou 2. Deux expressions possibles de la fonction $\Psi_k(\mathbf{w})$ sont définies :

- l'une inspirée de la log-vraissemblance (voir [9]), que l'on écrit :

$$\Psi_k(\mathbf{w}) = \frac{1}{|\Omega|}\int_{\Omega} \log \prod_{i=1}^{\nu} p_{Y_k^{\text{mes}}}(y_k^{\text{mod},i}(\omega,\mathbf{w});\omega)\, d\omega \,. \tag{2}$$

- l'autre correspondant à un critère de recouvrement (voir [2]), qui calcule un taux de recouvrement entre les densités de probabilités $p_{Y_k^{\text{mes}}}(.;\omega)$ et $p_{Y_k^{\text{mod}}}(.;\omega,\mathbf{w})$:

$$\Psi_k(\mathbf{w}) = \frac{1}{|\Omega|}\int_{\Omega} \text{OVL}\left(p_{Y_k^{\text{mes}}}(.;\omega), p_{Y_k^{\text{mod}}}(.;\omega,\mathbf{w})\right) d\omega \,, \tag{3}$$

  avec

$$\text{OVL}(p_1,p_2) = 1 - \frac{1}{2}\int_{\mathbb{R}} |p_1(u) - p_2(u)|\, du \,.$$

Le problème statistique inverse consiste à résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\mathbf{w}^{\text{opt}} = \arg\max_{\mathbf{w}\in\mathcal{C}_{\mathbf{w}}} \mathcal{J}(\mathbf{w}) \,. \tag{4}$$

La Figure 2 présente les résultats d'un calcul de la fonction coût, avec $\alpha_1 = 1$, $\alpha_k = 0$ pour $2 \leq k \leq n$ (seule la composante correspondant à l'accélération latérale de bogie est ainsi conservée), $\beta = 1$ et $\Psi_1(\omega)$ définie par l'Eq. (3), pour 100 valeurs $\{\mathbf{w}^{\ell}, \ell = 1,\ldots,100\}$ de $\mathbf{w}$ de dimension $q = 5$, tirées suivant une loi uniforme dans $\mathcal{C}_{\mathbf{w}}$. Pour la présentation des résultats, on considère une seule composante notée w_j de $\mathbf{w}$, correspondant aux deux amortisseurs anti-lacet décrits avec le même paramètre. Les Figures 2

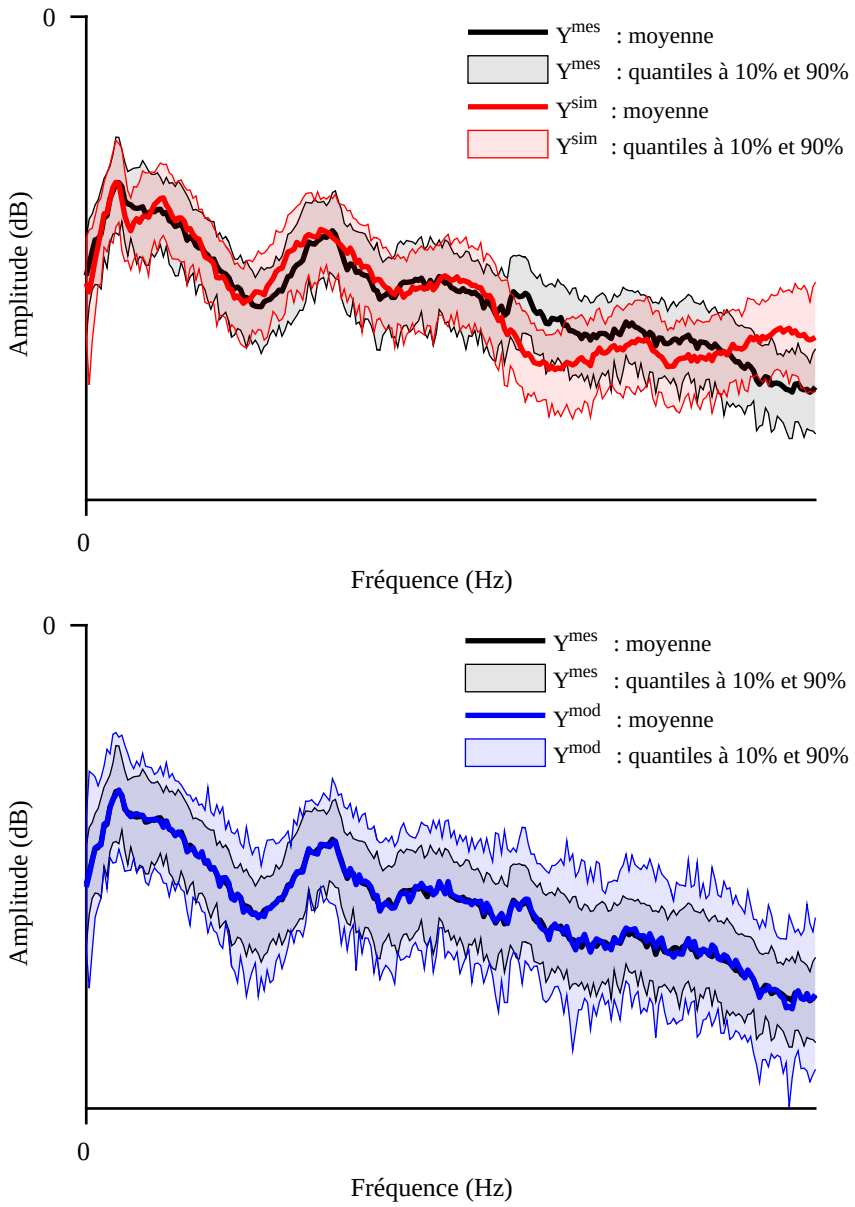

FIGURE 1 – Comparaison des moyennes et des quantiles des processus $Y_k^{\text{mes}}(\omega)$ avec $Y_k^{\text{sim}}(\omega, \mathbf{w}_0)$ (figure du haut), et $Y_k^{\text{mes}}(\omega)$ avec $Y_k^{\text{mod}}(\omega, \mathbf{w}_0)$ (figure du bas), pour la composante k qui correspond à une accélération verticale de caisse

(haute et basse) montre le graphe de $w_j^\ell \mapsto \mathcal{J}(\mathbf{w}^\ell)$ pour $\ell = 1, \ldots, 100$ avec ajout du bruit $\mathbf{B}(\omega)$ et sans bruit. Est également indiquée la valeur de référence de la composante w_j considérée (ligne magenta). Cette figure met en évidence la pertinence de la prise en compte des incertitudes par le bruit $\mathbf{B}(\omega)$. On constate en effet qu'avec les incertitudes, il est possible d'approcher correctement la valeur de référence du paramètre par la valeur optimale w_j^{opt}, solution du problème d'optimisation défini par l'Eq. (4), ce qui n'est plus le cas sans.

3 Conclusion

Nous avons présenté ici une méthode d'identification robuste par la résolution d'un problème statistique en inverse de paramètres mécaniques de suspension de train à grande vitesse à partir de données expérimentales utilisant la simulation de la réponse dynamique du train. Cette méthode s'articule autour de deux axes : d'une part l'introduction d'un bruit sur les sorties de simulation permettant la prise

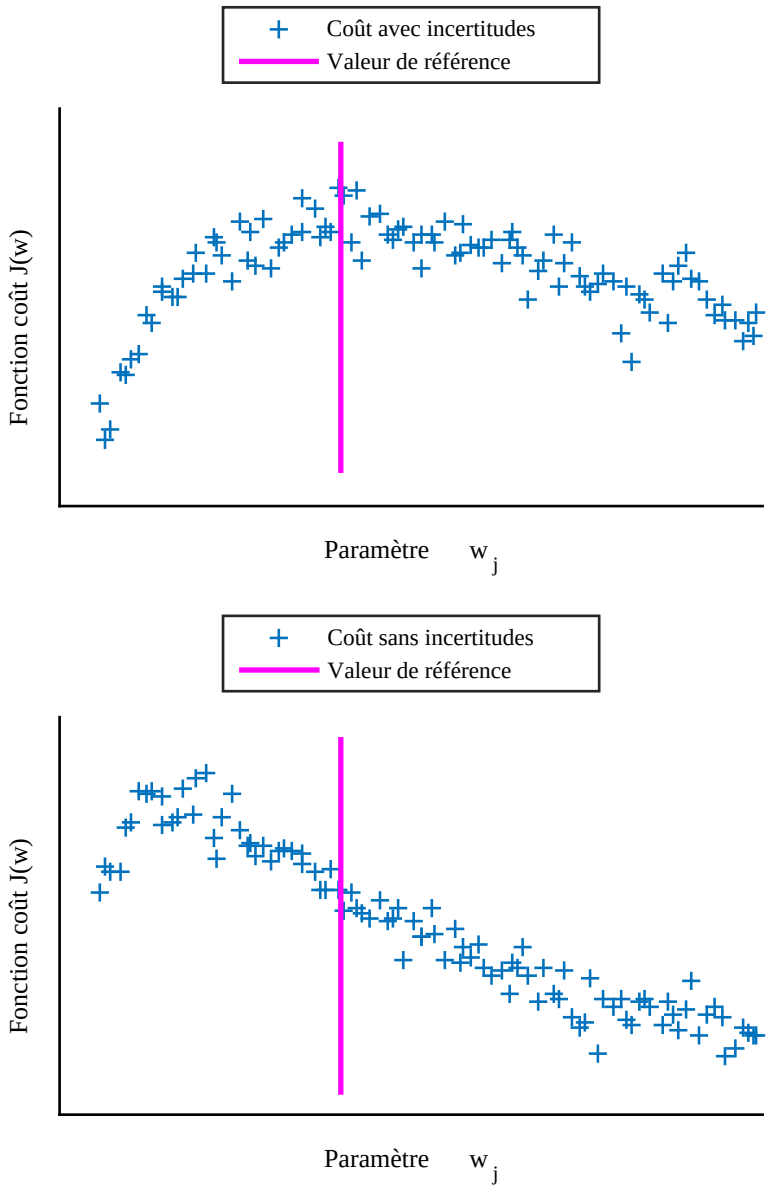

FIGURE 2 – Graphe de $w_j^\ell \mapsto \mathcal{J}(\mathbf{w}^\ell)$ pour $\ell = 1, \ldots, 100$ (symboles $+$) avec bruit (figure du haut) et sans bruit (figure du bas). La ligne magenta verticale indique la valeur de référence du paramètre w_j

en compte des incertitudes de mesure et de modèle du train, d'autre part la définition d'un problème d'optimisation via l'introduction d'une fonction coût sur le processus stochastique de sortie. Cela permet alors une identification robuste de paramètres recherchés de manière déterministe dans un premier temps, et constitue une base solide pour la prise en compte par la suite d'incertitudes sur les paramètres eux-mêmes.

Remerciements

Ce travail a été financé par SNCF, Société Nationale des Chemins de Fer Français.

Références

[1] A. J. Bing, A. Gross, *Development of railroad track degradation models*, Transportation Research Record : Journal of the Transport Research Board, 939 :27-31, 1983.

[2] H. F. Inman, E. L. Bradley, *The overlapping coefficient as a measure of agreement between probability distributions and point estimation of the overlap of two normal densities*, Communications in Statistics - Theory and Methods 18(10), 3851-3874, 1989.

[3] T. Karis, *Track Irregularities for High-Speed Trains*, Master thesis, KTH University, 2009.

[4] N. Lestoille, C. Soize, C. Funfschilling. *Sensitivity of train stochastic dynamics to long-time evolution of track irregularities*, Vehicle System Dynamics 54(5), 545-567, 2016.

[5] N. Lestoille, C. Soize, C. Funfschilling. *Stochastic prediction of high-speed train dynamics to long-time evolution of track irregularities*, Mechanics Research Communications 75, 29-39, 2016.

[6] A. Lopez-Pita, P. F. Teixeira, C. Casas, A. Bashiller, *Maintenance costs of high-speed lines in Europe*, Transportation Research Record : Journal of the Transport Research Board, 2043 :13-19, 2008.

[7] G. Perrin, C. Soize, D. Duhamel, C. Funfschilling. *Track irregularities stochastic modeling*, Probabilistic Engineering Mechanics 34, 123-130, 2013.

[8] G. Perrin, D. Duhamel, C. Soize, C. Funfschilling. *Quantification of the influence of the track geometry variability on the train dynamics*, Mechanical System and Signal processing 60-61, 945-957, 2015.

[9] J. C. Spall, *Introduction to Stochastic Search and Optimization*, John Wiley, New York, 2003